

УДК 551.501.8:633(571.620)

<https://doi.org/10.33764/2411-1759-2025-30-6-36-47>

Перспективы применения сезонных временных рядов радиолокационных данных (на примере спутника Sentinel-1) для распознавания посевов сельскохозяйственных культур Хабаровского края

А. Л. Верхотуров¹✉, А. С. Степанов^{1,2}

¹ Вычислительный центр Дальневосточного отделения Российской академии наук, г. Хабаровск, Российская Федерация

² Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства, Хабаровский край, с. Восточное, Российская Федерация

e-mail: andrey@ccfebras.ru

Аннотация. Методы мониторинга в земледелии, основанные на данных с радиолокаторов с синтезированной апертурой в перспективе, способны стать ключевым инструментом, дополняя и расширяя традиционные оптические методы спутниковых наблюдений. К главному преимуществу радиолокационной съемки относится инвариантность к атмосферным помехам, обусловленным облачным покровом, что актуально для юга Дальнего Востока России. Основной целью статьи явилась оценка возможности применения сезонных временных рядов радиолокационных индексов для распознавания посевов в задачах картографирования, контроля севооборотов и др. По данным спутника Sentinel-1 для пахотных земель Хабаровского края в вегетационные сезоны (апрель – октябрь) 2019–2021 гг. были построены временные ряды VH/VV, RVI, DpRVI. Рассматривались три класса растительности: соя, овес, залежь. Для сравнения по данным Sentinel-2 формировались временные ряды NDVI. При подготовке временных рядов вегетационных индексов использовалась аппроксимация на основе ряда Фурье. Было установлено, что кривые сезонного хода VH/VV, RVI, DpRVI имели схожую форму для каждого класса. Для сои, овса, залежи определены численные значения максимума и дня наступления максимума в 2019–2021 гг. Наиболее устойчивым оказался индекс DpRVI – коэффициент вариации значений максимума по полям сои составил 5,7 %, по овсу – 10,1 %, по залежи – 4,0 %. Вариабельность RVI и VH/VV составила, по сое 8,0 и 9,8 %, по овсу 15,0 и 18,8 %, по залежи – 6,9 и 7,1 % соответственно. Общая точность классификации с использованием метода RF в 2019–2021 гг. по VH/VV находилась в интервале 67,6–76,8 %, по RVI – 67,5–77,6 %. Точность распознавания на основе временных рядов DpRVI повышалась до 82,0–88,9 %, что было сопоставимо с точностью по NDVI – 86,8–92,8 %. В целом, применение DpRVI в задачах точного земледелия перспективно как в сочетании с оптическими данными, так и при мониторинге, базирующемся на спутниковой радиолокации.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, данные радиолокационной спутниковой съемки, мониторинг, сельскохозяйственные культуры, вегетационные индексы, распознавание

Для цитирования:

Верхотуров А. Л., Степанов А. С. Перспективы применения сезонных временных рядов радиолокационных данных (на примере спутника Sentinel-1) для распознавания посевов сельскохозяйственных культур Хабаровского края. *Вестник СГУГиТ*. 2025. Т. 30, № 6. С. 36–47. <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2025-30-6-36-47>

Exploring the potential of seasonal Sentinel-1 radar time series for crop classification in Khabarovsk Krai

A. L. Verkhoturov¹, A. S. Stepanov²

¹ Computing Center of the Far Eastern Branch of the Russian Academy of Sciences, Khabarovsk, Russian Federation

² Far Eastern Research Institute of Agriculture, Vostochnoye, Russian Federation

e-mail: andrey@ccfebras.ru

Abstract. Synthetic aperture radar (SAR)-based monitoring methods in agriculture offer significant potential as complementary tools to traditional optical satellite observations. A key advantage of SAR lies in its immunity to atmospheric disturbances caused by cloud cover, which is especially relevant for the southern Russian Far East region. The study evaluates the feasibility of using seasonal time series of radar-derived indices for crop identification, mapping, and crop rotation monitoring. Using Sentinel-1 data from arable lands in Khabarovsk Krai during the 2019–2021 growing seasons (April–October), time series of VH/VV, RVI, and DpRVI indices were generated. Three vegetation types – soybean, oats, and fallow land were analyzed. For benchmarking, NDVI time series from Sentinel-2 data were also constructed. Fourier series approximation was applied to smooth the vegetation index time series. Seasonal patterns of VH/VV, RVI, and DpRVI indices exhibited similar characteristic shapes across all crop classes. Maximum values and their timing within the season were quantified for each vegetation type over the study period. The DpRVI index demonstrated the greatest stability, showing coefficients of variation of 5.7% (soybean), 10.1% (oats), and 4.0% (fallow). Corresponding variability in RVI and VH/VV was higher for all classes. Random Forest classification accuracy for 2019–2021 ranged from 67.6 to 76.8% for VH/VV and 67.5 to 77.6% for RVI. Leveraging DpRVI time series improved recognition accuracy to 82.0–88.9%, comparable to NDVI-based results of 86.8–92.8%. The findings highlight DpRVI's strong potential for integration into precision agriculture workflows, either alongside optical datasets or as a standalone radar-based monitoring approach.

Keywords: remote sensing of the Earth, radar satellite imaging data, monitoring, agricultural crops, vegetation indices, classification

For citation:

Verkhoturov A. L., Stepanov A. S. (2025). Exploring the potential of seasonal Sentinel-1 radar time series for crop classification in Khabarovsk Krai. *Vestnik SSUGiT [Vestnik SSUGT]* Vol. 30, No. 6. pp. 36–47. <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2025-30-6-36-47>

Введение

Данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) являются важным элементом эффективного информационного обеспечения сельскохозяйственной отрасли и выступают в качестве основы для создания информационных систем автоматизированной обработки и анализа данных [1, 2].

В России и за рубежом существуют системы оперативного мониторинга сельскохозяйственных земель в национальном и региональном масштабах [3–5]. В течение вегетационного периода осуществляется сбор и об-

работка информации о состоянии культур на основе данных в оптическом диапазоне длин волн. Такие подходы могут быть ограничены в условиях высокой облачности, что характерно для территории Дальнего Востока России, где наибольшее количество осадков приходится на лето. Неблагоприятные условия съемки спутниковых наблюдений (плотная облачность, тени от облаков, наличие водяных паров и аэрозолей в атмосфере) могут приводить к искажениям в процессе обработки, в результате чего становится затруднительно построить непрерывные временные ряды значений спектральных каналов и дру-

гих спутниковых продуктов за весь вегетационный период.

Стоит отметить, что, помимо данных ДЗЗ в оптическом диапазоне длин волн, в последнее время возрастает интерес к совершенствованию методов обработки информации с радиолокационных систем с синтезированной апертурой (РСА). Микроволновое излучение практически не поглощается и не рассеивается облаками, благодаря чему съемка земной поверхности и объектов на ней возможна в любое время суток и при любых погодных условиях. Кроме того, радиоволны чувствительны к диэлектрическим и геометрическим характеристикам объектов, что позволяет фиксировать даже небольшие изменения в их структуре и влажности. Это открывает уникальные возможности для сельского хозяйства: даже в регионах, где оптический мониторинг затруднен, при помощи РСА можно отслеживать состояние посевов с высокой точностью.

В последнее время разрабатываются алгоритмы для мониторинга состояния растительности на основе радиолокационных вегетационных индексов. Так, индексы VH/VV [6] и RVI (Radar Vegetation Index) [7] основаны на соотношении согласованной и перекрестной поляризации коэффициента рассеяния, которые чувствительны к структуре растительности. В индексе PRVI (Polarimetric RVI) [8] учитываются поляриметрические параметры, благодаря чему улучшается точность оценки влажности и биомассы. В GRVI (Generalized RVI) [9] обобщаются различные поляриметрические данные, тем самым обеспечивается устойчивость к шумам. CpRVI (Compact Polarimetric RVI) [10] адаптирован для систем РСА с компактной поляриметрической архитектурой, упрощая обработку данных. DpRVI [11] использует данные уровня обработки Single Look Complex (SLC) в комплексном формате. В таких данных содержится информация о рассеянии радиолокационного сигнала, которая характеризуется степенью поляризации и мерой доминирующего механизма рассеяния. В свою очередь благодаря этим показателям, как отмечено в [11], индекс DpRVI становится более чувствительным к росту сельхозкультур и ис-

пользуется как относительно простой и физически интерпретируемый дескриптор развития вегетации. DpSVI (Dual-Polarization SAR Vegetation Index) [12] комбинирует данные о поляризации с информацией о почве, что помогает отделить ее от растительности.

Особый интерес вызывают общедоступные данные миссии Sentinel-1A/B (спутник Sentinel-1B вышел из строя в декабре 2021 г.), как для ретроспективного анализа, так и в качестве материала для изучения границ применения сезонных временных рядов радиолокационных VI для разных культур в разных регионах. При этом на текущий момент недостаточно исследований, посвященных сравнительным оценкам характеристик временных рядов оптических и радиолокационных индексов, хотя временные ряды VI являются полноценным маркером состояния посевов в течение всего сезона. Несмотря на то что радиолокационные индексы в настоящее время часто рассматриваются как вспомогательные инструменты, их интеграция в систему наблюдения за сельским хозяйством может способствовать существенному улучшению качества цифровых моделей [13].

Цель статьи – анализ и сравнительная характеристика временных рядов радиолокационных индексов (VH/VV, RVI и DpRVI) и NDVI по данным Sentinel-1 и Sentinel-2 на пахотных землях Хабаровского края в период 2019–2021 гг. Основные поставленные задачи заключались в следующем: сформировать временные ряды VI и рассчитать их основные характеристики для разных классов растительных покровов; оценить вариабельности (устойчивость) показателей временных рядов VI; изучить возможность распознавания классов растительности на основе радиолокационных VI и оценить точность классификации.

Методы и материалы

Территория данного исследования – Хабаровский муниципальный район Хабаровского края, который находится в Дальневосточном федеральном округе. В качестве объекта исследования в 2019–2021 гг. рассматривались сельскохозяйственные поля, расположенные на правом берегу реки Амур, пред-

ставленные тремя классами: соя, овес и залежные земли (рис. 1). Общая площадь исследуемых полей за три года (609 полей) со-

ставляла 12 000 га, среди них соя – 4 800 га (244 поля), овес – 900 га (37 полей), залежь – 6 300 га (328 полей).

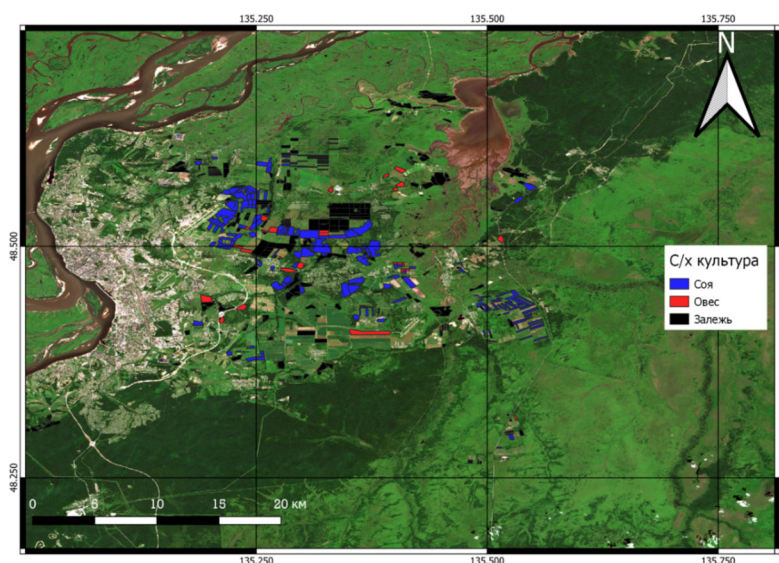


Рис. 1. Территория исследования. Сельскохозяйственные поля Хабаровского района Хабаровского края (2021 г.)

Для изучаемой территории использовались спутниковые снимки Sentinel-1В и Sentinel-2А/В, полученные с апреля по октябрь в период с 2019 по 2021 г. (табл. 1).

Таблица 1

Спутниковые снимки Sentinel-1 и Sentinel-2

Спутник	Кол-во снимков, 2019 г.	Кол-во снимков, 2020 г.	Кол-во снимков, 2021 г.	Кол-во сцен, шт.	Пространственное разрешение, м
Sentinel-1	38	36	34	2	10
Sentinel-2	51	52	47	1	10

Обработка радиолокационных данных Sentinel-1В проводилась в программном обеспечении SNAP v.12.0 (<https://step.esa.int/main/download/snap-download/>, дата обращения: 04.07.2025) с применением модуля Graph Processing Tool для двух сцен. Были построены временные ряды радиолокационных вегетационных индексов в растровом формате (*.tif) для каждого пахотного поля. Методика формирования таких рядов основана на поляриметрической декомпозиции, которая преобразует комплексные данные, зарегистрированные в не-

скольких поляризационных каналах. Этот подход позволяет сохранить всю информацию о поляриметрических характеристиках рассеяния исследуемой поверхности. Данная технология более подробно описана в работе [14]. Основные формулы для расчета индексов VH/VV, RVI и DpRVI:

$$\sigma_{VHVV}^0 = \frac{\sigma_{VH}^0}{\sigma_{VV}^0}, \quad (1)$$

$$RVI = \frac{4 \cdot \sigma_{VH}^0}{\sigma_{VV}^0 + \sigma_{VH}^0}, \quad (2)$$

$$DpRVI = 1 - m\beta = 1 - \frac{\sqrt{4 \cdot |C_2|}}{\sqrt{(Tr(C_2))^2}} \cdot \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}, \quad (3)$$

$$C_2 = U_2 \cdot \Sigma \cdot U_2^{-1}, \text{ где } \Sigma = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix},$$

где σ_{VH}^0 – удельная эффективная площадь рассеяния (дБ) для VH-поляризации;

σ_{VV}^0 – удельная эффективная площадь рассеяния (дБ) для VV-поляризации;

m – степень поляризации ($0 \leq m \leq 1$), которая определяется как отношение (средней) интенсивности поляризованной части волны к (средней) общей интенсивности волны;

β – мера доминирующего механизма рассеяния, которая определяется из разложения матрицы C_2 на два неотрицательных собственных значения ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$);

$$f(x) = a_0 + a_1 \cdot \cos(xw) + b_1 \cdot \sin(xw) + a_2 \cdot \cos(2xw) + b_2 \cdot \sin(2xw), \quad (4)$$

где $a_0, a_1, a_2, b_1, b_2, w$ – числовые коэффициенты.

В дальнейшем рассчитывались средние значения VI на каждый день вегетационного периода по каждому полю, а также для каждого класса. В качестве основных характеристик аппроксимированных рядов VI определялись значения максимума ($\overline{VI_{max}}$) и календарный день с начала года, соответствующий максимуму $\overline{DOY_{max}}$. Значимость различий определяли методами дисперсионного анализа, апостериорные попарные сравнения проводили с использованием критерия Фишера.

Классификация проводилась с использованием алгоритма машинного обучения Random Forest (RF). Отдельно для каждого года в качестве входных данных выступали значения временных рядов VI. Для оценки результатов классификации определялись общая точность OA (%) и F1 – метрика для трех классов [16].

Tr – сумма диагональных элементов матрицы C_2 ;

$| |$ – определитель матрицы C_2 .

По данным мультиспектральной съемки Sentinel-2A/B уровня обработки Level 2A были получены временные ряды вегетационного индекса NDVI. За каждую дату съемки, используя алгоритм классификации сцен [15] (Scene Classification algorithm, SCL), были применены маски облачности и теней. Каждый пиксель, который принадлежал одному из продуктов классификации scl_cloud_shadow, opaque_clouds, scl_cloud_medium_proba, cirrus_clouds, не использовался в дальнейших расчетах.

Временные ряды индексов DpRVI, RVI, VH/VV и NDVI для каждого пикселя аппроксимировались с использованием двух первых членов разложения в ряд Фурье по следующей формуле:

Результаты и обсуждение

В ранее проведенном исследовании для трех выделенных классов сельскохозяйственных земель Хабаровского края по данным 2021 г. были построены аппроксимированные временные ряды VH/VV, RVI, DpRVI и определены значения основных показателей, характеризующих кривые сезонного хода VI [14]. На рис. 2 представлены средние значения исходных и аппроксимированных временных рядов VI посевов сои в период с 1 мая по 31 октября (2019–2021 гг.). Как видно, кривые сезонного хода VH/VV, RVI, DpRVI имели схожую форму и дни максимума. Также можно отметить, что графики одних и тех же VI при схожей форме в зависимости от года могли иметь разные значения максимума и даты наступления максимума (рис. 2, б, 2, г, 2, е). Аналогичные результаты были получены для классов овса и залежи – среднестатистические кривые сезонного хода NDVI каждого класса имели схожую форму в 2019–2021 гг.

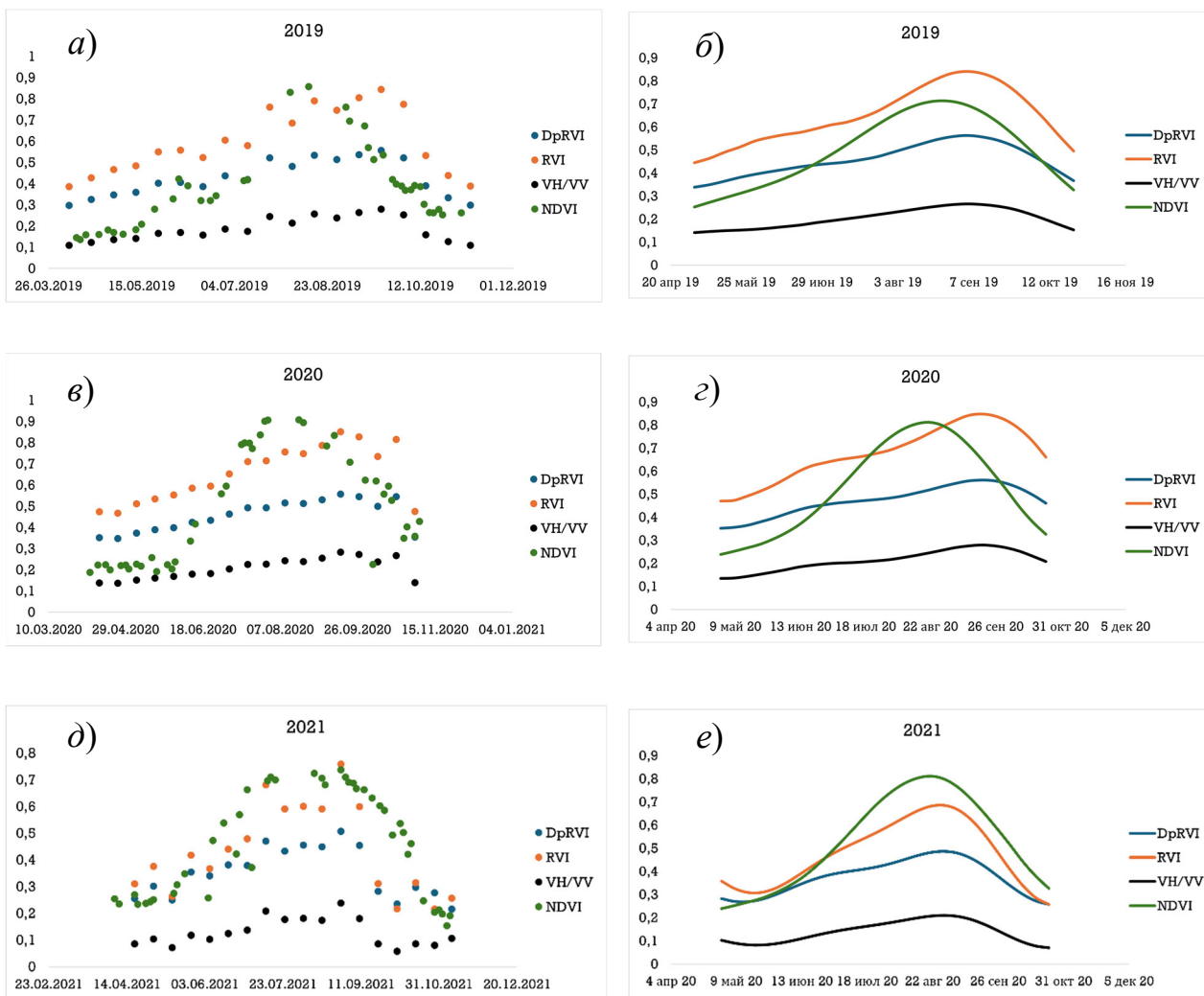


Рис. 2. Исходные (а, в, д) и аппроксимированные (б, г, е) средние временные ряды VI (соя, Хабаровский край, 2019–2021 гг.)

Как следует из табл. 2, средние значения максимумов VI сои значительно различались в зависимости от года наблюдений. При этом результаты попарного анализа показали, что достоверно различались показатели 2020 и 2021 гг. для всех индексов. $\overline{DOY_{\max}}$ для радиолокационных VI сои в разные годы также сдвигался от 245-го календарного дня в 2019 г. до 260-го календарного дня в 2020 г., что было обусловлено

разными метеорологическими характеристиками лет наблюдения. По результатам двухфакторного дисперсионного анализа было установлено, что $\overline{DOY_{\max}}$ не имел значимых различий между $\overline{VH/VV}$, \overline{RVI} , \overline{DpRVI} . Наименьшая вариабельность ($\overline{VI_{\max}}$) и $\overline{DOY_{\max}}$ среди трех индексов наблюдались для \overline{DpRVI} , и этот показатель был несколько ниже, чем для \overline{NDVI} .

Таблица 2

Основные показатели временных рядов VI сои (Хабаровский край, 2019–2021 гг.)

Сравнительная характеристика	Год	DpRVI	RVI	VH/VV	NDVI
$\overline{VI_{\max}} \pm \Delta \overline{VI_{\max}}$	2019	0,56 ± 0,009	0,84 ± 0,018	0,27 ± 0,007	0,72 ± 0,013
	2020	0,56 ± 0,006	0,86 ± 0,013	0,28 ± 0,005	0,81 ± 0,010
	2021	0,55 ± 0,006	0,81 ± 0,014	0,31 ± 0,007	0,80 ± 0,010
	<i>p</i>	$p_{ANOVA} < 0,05$; $p_{19-20} > 0,05$; $p_{19-21} < 0,05$; $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,05$; $p_{19-20} > 0,05$; $p_{19-21} < 0,05$; $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,001$; $p_{19-20} < 0,05$; $p_{19-21} > 0,05$; $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,05$; $p_{19-20} < 0,05$; $p_{19-21} < 0,05$; $p_{20-21} < 0,01$
$VAR_{VI_{\max}}, \%$	2019	7,0	9,6	11,4	8,0
	2020	6,2	8,6	10,4	7,0
	2021	3,9	5,7	11,7	7,0
	$\overline{VAR_{VI_{\max}}}$	5,7	8,0	11,2	7,3
$\overline{DOY_{\max}} \pm \Delta \overline{DOY_{\max}}$	2019	245,0 ± 3,0	245,3 ± 2,9	244,8 ± 3,2	235,7 ± 1,9
	2020	259,5 ± 2,5	259,5 ± 2,6	258,9 ± 2,7	232,6 ± 1,3
	2021	242,5 ± 5,1	245,8 ± 2,3	260,7 ± 2,3	238,2 ± 1,4
<i>p</i>	$p_{ANOVA} < 0,001$; $p_{19-20} > 0,05$; $p_{19-21} > 0,05$; $p_{20-21} < 0,001$	$p_{ANOVA} < 0,001$; $p_{19-20} < 0,001$; $p_{19-21} > 0,05$; $p_{20-21} < 0,001$	$p_{ANOVA} < 0,001$; $p_{19-20} < 0,001$; $p_{19-21} > 0,05$; $p_{20-21} < 0,001$	$p_{ANOVA} < 0,001$; $p_{19-20} < 0,05$; $p_{19-21} < 0,05$; $p_{20-21} > 0,05$	
$VAR_{DOY_{\max}}, \%$	2019	5,5	5,2	5,9	3,5
	2020	5,4	5,5	5,8	3,0
	2021	1,5	3,8	4,4	3,4
	$\overline{VAR_{DOY_{\max}}}$	4,1	4,8	5,4	3,3

DpRVI продемонстрировал наиболее высокую устойчивость при моделировании сезонного хода VI посевов овса. Коэффициент вариации (VAR, %) значений максимума и дня наступления максимума сезонных временных рядов DpRVI также был меньше, чем соответствующие показатели VH/VV и RVI (табл. 3). Также были установлены достоверные различия значений $\overline{VI_{\max}}$ и $\overline{DOY_{\max}}$ овса по годам для радиолокационных индексов и NDVI.

Таблица 3

Основные показатели временных рядов VI овса (Хабаровский край, 2019–2021 гг.)

Сравнительная характеристика	Год	DpRVI	RVI	VH/VV	NDVI
$\overline{VI_{\max}} \pm \Delta \overline{VI_{\max}}$	2019	0,56 ± 0,029	0,89 ± 0,068	0,28 ± 0,024	0,55 ± 0,022
	2020	0,65 ± 0,017	1,12 ± 0,036	0,38 ± 0,015	0,66 ± 0,024
	2021	0,65 ± 0,018	0,94 ± 0,032	0,44 ± 0,022	0,69 ± 0,057
	<i>p</i>	$p_{ANOVA} < 0,01$; $p_{19-20} < 0,01$; $p_{19-21} < 0,01$; $p_{20-21} > 0,05$	$p_{ANOVA} < 0,01$; $p_{19-20} < 0,001$; $p_{19-21} > 0,05$; $p_{20-21} < 0,001$	$p_{ANOVA} < 0,01$; $p_{19-20} < 0,01$; $p_{19-21} < 0,01$; $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,001$; $p_{19-20} < 0,001$; $p_{19-21} < 0,001$; $p_{20-21} > 0,05$
$VAR_{VI_{\max}}, \%$	2019	15,0	22,1	24,5	11,6
	2020	9,2	11,7	14,2	12,8
	2021	6,2	11,3	17,8	8,1
$\overline{VAR_{VI_{\max}}}$	10,1	15,0	18,8	10,8	

Окончание табл. 3

Сравнительная характеристика	Год	DpRVI	RVI	VH/VV	NDVI
$\overline{DOY_{max}} \pm \Delta \overline{DOY_{max}}$	2019	183,8 ± 3,0	184,4 ± 3,3	181,7 ± 4,4	177,2 ± 5,0
	2020	194,1 ± 4,4	198,3 ± 5,2	199,9 ± 5,5	221,6 ± 4,6
	2021	193,3 ± 5,0	203,0 ± 2,65	200,7 ± 7,0	200,3 ± 9,2
	<i>p</i>	$p_{ANOVA} < 0,01;$ $p_{19-20} < 0,01;$ $p_{19-21} < 0,01;$ $p_{20-21} > 0,05$	$p_{ANOVA} < 0,05;$ $p_{19-20} < 0,05;$ $p_{19-21} < 0,05;$ $p_{20-21} > 0,05$	$p_{ANOVA} < 0,01;$ $p_{19-20} < 0,01;$ $p_{19-21} < 0,05;$ $p_{20-21} > 0,05$	$p_{ANOVA} < 0,001;$ $p_{19-20} < 0,001;$ $p_{19-21} < 0,001;$ $p_{20-21} < 0,001$
$VAR_{DOY_{max}}, \%$	2019	4,6	5,1	6,9	8,0
	2020	8,0	9,2	9,6	7,2
	2021	6,8	7,8	8,7	5,9
	$\overline{VAR_{DOY_{max}}}$	6,5	7,4	8,4	7,0

В табл. 4 представлены основные характеристики временных рядов VI залежи. Поскольку значения $\overline{VI_{max}}$ залежи также тесно связаны со средней температурой, количеством осадков и другими метеорологическими показателями, по результатам однофакторного анализа были установлены значимые различия для разных лет наблюдения. Из-за того, что неиспользуемые поля могут иметь в составе разных растительный состав, отличающийся фазами

вегетации, скоростью набора биомассы и др., коэффициенты вариации $\overline{DOY_{max}}$ временных рядов радиолокационных VI существенно выше, чем для культурных растений (от 19,9 до 22,6 %). Высокая вариабельность послужила причиной того, что для DpRVI и RVI не были выявлены достоверные различия в $\overline{DOY_{max}}$ для 2019–2021 гг.

Таблица 4

Основные показатели временных рядов VI залежи (Хабаровский край, 2019–2021 гг.)

Сравнительная характеристика	Год	DpRVI	RVI	VH/VV	NDVI
$\overline{VI_{max}} \pm \Delta \overline{VI_{max}}$	2019	0,63 ± 0,006	1,03 ± 0,020	0,30 ± 0,01	0,73 ± 0,018
	2020	0,63 ± 0,005	1,02 ± 0,013	0,31 ± 0,006	0,75 ± 0,011
	2021	0,61 ± 0,006	0,93 ± 0,012	0,36 ± 0,008	0,77 ± 0,009
	<i>p</i>	$p_{ANOVA} < 0,01;$ $p_{19-20} > 0,05;$ $p_{19-21} < 0,01;$ $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,01;$ $p_{19-20} > 0,05;$ $p_{19-21} < 0,01;$ $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,01;$ $p_{19-20} > 0,05;$ $p_{19-21} < 0,01;$ $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,001;$ $p_{19-20} < 0,001;$ $p_{19-21} < 0,001;$ $p_{20-21} < 0,01$
$VAR_{VI_{max}}, \%$	2019	2,9	5,9	10,7	7,6
	2020	5,0	7,4	12,1	8,4
	2021	4,0	5,7	7,5	4,6
	$\overline{VAR_{VI_{max}}}$	4,0	6,3	10,1	6,9
$\overline{DOY_{max}} \pm \Delta \overline{DOY_{max}}$	2019	209,1 ± 11,6	208,2 ± 11,1	211,5 ± 15,6	224,9 ± 4,8
	2020	208,7 ± 7,4	208,4 ± 7,4	216,4 ± 8,2	211,5 ± 3,2
	2021	207,4 ± 12,3	208,1 ± 12,1	208,6 ± 14,4	200,1 ± 3,7
	<i>p</i>	$p_{ANOVA} > 0,05$	$p_{ANOVA} > 0,05$	$p_{ANOVA} < 0,01;$ $p_{19-20} > 0,05;$ $p_{19-21} < 0,01;$ $p_{20-21} < 0,01$	$p_{ANOVA} < 0,01;$ $p_{19-20} < 0,01;$ $p_{19-21} < 0,01;$ $p_{20-21} < 0,01$
$VAR_{DOY_{max}}, \%$	2019	17,1	16,5	22,7	6,5
	2020	21,3	21,4	22,9	9,1
	2021	21,4	22,2	22,3	13,7

	$\overline{VAR}_{DOY_{max}}$	19,9	20,1	22,6	9,8
--	------------------------------	------	------	------	-----

Ранее проведенные и текущее исследование показали, что сформированные временные ряды радиолокационных VI имели характерные признаки для каждого класса культур. Как уже упоминалось выше, одним из перспективных направлений использования временных рядов радиолокационных VI может являться решение вопросов идентификации и классификации сельскохозяйственных полей, однако применение индексов RVI и VH/VV не обеспечивает высокую точность результатов. Поэтому для улучшения оценки может применяться совместный анализ в микроволновом и оптическом диапазоне длин волн [17]. Благодаря ранее проведенным исследованиям авторами статьи было выявлено, что одной из ключевых причин этого является высокая вариабельность значений временных рядов RVI и VH/VV в сравнении с NDVI. Стабильность DpRVI

предполагала применение значений временных рядов индекса в качестве входных параметров при машинном обучении. Как показано в табл. 5, общая точность классификации на основе VH/VV находилась в диапазоне от 67,6 % в 2019 до 76,8 % в 2021 г. Применение RVI обеспечило точность распознавания на уровне 67,5 % в 2019 г., 77,6 % в 2020 г., и 77,0 % в 2021 г. Временные ряды DpRVI повысили ОА до 89 % в 2019, 92,3 % в 2020 и 82 % в 2021 г. Точность при машинном обучении на основе NDVI была более стабильной и немного превышала показатель для DpRVI – от 86,8 % в 2019 до 92,8 % в 2023 г. Необходимо отметить, что класс «соя» распознавался при применении DpRVI и NDVI наилучшим образом в сравнении с другими классами – F1 была равной 0,92–0,94 для DpRVI, и 0,91–0,95 для NDVI.

Таблица 5

Значения метрик точности классификации с использованием временных рядов VH/VV, RVI, DpRVI, NDVI

Год	Метрика	VH/VV	RVI	DpRVI	NDVI
2019	ОА, %	67,6 %	67,5 %	88,9 %	86,8 %
	F1 (соя)	0,58	0,57	0,93	0,91
	F1 (овес)	0,75	0,74	0,88	0,93
	F1 (залежь)	0,64	0,68	0,82	0,55
2020	ОА, %	71,0 %	77,6 %	92,3 %	87,9 %
	F1 (соя)	0,65	0,74	0,94	0,90
	F1 (овес)	0,74	0,76	0,83	0,75
	F1 (залежь)	0,75	0,80	0,92	0,88
2021	ОА, %	76,8 %	77,0 %	82,0 %	92,8 %
	F1 (соя)	0,82	0,85	0,92	0,95
	F1 (овес)	0,73	0,73	0,78	0,86
	F1 (залежь)	0,73	0,74	0,78	0,96

Заключение

Таким образом, на протяжении трех лет на территории юга Дальнего Востока изучалась стабильность сезонных временных рядов радиолокационных индексов для трех классов сельскохозяйственных земель. Проведенные исследования продемонстрировали, что кривые сезонного хода VI каждого класса, рас-

считанные по данным Sentinel-1, имели характерную форму, при этом, как и следовало ожидать, ежегодные климатические особенности оказывали значимое влияние на численные значения максимумов временных рядов и календарные даты наступления максимума. Двухфакторный дисперсионный анализ позволил определить, что статистически значимых различий между группами по трем

независимым переменным (даты максимума временных рядов VH/VV, RVI и DpRVI) для классов «соя» и «залежь» не наблюдалось. При этом вариабельность значений максимума DpRVI в классах «соя», «овес» и «залежь» ниже, чем для RVI и VH/VV – на 3–4 %, на 5–9 % и 3 % соответственно. Коэффициенты вариации дня наступления максимума для каждого класса на кривой DpRVI на 1,5–3 % меньше, чем у RVI и VH/VV. Среднестатистические временные ряды DpRVI в дальнейшем могут использоваться в качестве эталонных в Хабаровском крае, при этом для других регионов Дальнего Востока этот вопрос требует дополнительного изучения. Классификация пахотных земель Хабаровского края на основе данных DpRVI продемонстрировала точность, вполне сопоставимую с NDVI – 82–89 % с использованием DpRVI и 86–93 % на основе NDVI. Общая

точность распознавания по данным RVI и VH/VV была существенно ниже. Исследования по идентификации посевов культур на основе радиолокации имеют большое практическое и теоретическое значение, связанное с низкой чувствительностью радиолокационного сигнала к облачности. Дальнейшие исследования, в связи с выводом из эксплуатации Sentinel-1B, направлены на сбор данных со спутников ALOS-2, Sentinel-1C, Кондор-ФКА1/ФКА2 и оценку возможности их применения в мониторинге посевов как раздельно, так и интегрированно.

Благодарности

Исследование выполнено при поддержке РНФ (проект № 24-11-20030) и Правительства Хабаровского края (Соглашение № 106С/2024 от 31.07.2024).

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Якушев В. П., Захарян Ю. Г., Блохина С. Ю. Состояние и перспективы использования дистанционного зондирования Земли в сельском хозяйстве. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2022. Т. 19 (1). С. 287–294.
2. d'Andrimont R., Verhegghen A., Lemoine G. et al. From parcel to continental scale – A first European crop type map based on Sentinel-1 and LUCAS Copernicus in-situ observations. Remote Sensing of Environment. 2021. Vol. 266. P. 112708.
3. Лупян Е. А., Барталев С. А., Толпин В. А. и др. Использование спутникового сервиса ВЕГА в региональных системах дистанционного мониторинга. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2014. Т. 11(3). С. 215–232.
4. Лупян Е. А., Прошин А. А., Бурцев М. А. и др. Система «Вега-Science»: особенности построения, основные возможности и опыт использования. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18 (6). С. 9–31.
5. Денисов П. В., Трошко К. А., Лупян Е. А., Толпин В. А. Возможности и опыт использования информационной системы Вега-PRO для мониторинга сельскохозяйственных земель. Вычислительные технологии. 2022. Т. 27 (3). С. 66–83.
6. Kim Y. J., Van Zyl J. A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2009. Vol. 47(8). P. 2519–2527.
7. Kumar S. D., Rao S. S., Sharma J. R. Radar Vegetation Index as an Alternative to NDVI for Monitoring of Soyabean and Cotton. Indian Cartographer. – 2013. – Vol. 23. – P. 91–96.
8. Chang J. G., Shoshany M., Oh Y. Polarimetric Radar Vegetation Index for Biomass Estimation in Desert Fringe Ecosystems. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2018. Vol. 56 (12). P. 7102–7108.
9. Ratha D., Mandal D., Kumar V. et al. A Generalized volume scattering model-based vegetation index from polarimetric SAR data. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2019. Vol. 16(11). P. 1791–1795.
10. Mandal D., Ratha D., Bhattacharya A. et al. A Radar Vegetation Index for Crop Monitoring Using Compact Polarimetric SAR Data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2020. Vol. 58 (9). P. 6321–6335.

11. Mandal D., Kumar V., Ratha D. et al. Dual polarimetric radar vegetation index for crop growth monitoring using Sentinel-1 SAR data. *Remote Sensing of Environment*. 2020. Vol. 247. P. 111954.
12. Verma A., Bhattacharya A., Dey S. et al. Radar surface scattering index from dual-pol Sentinel-1 SLC and GRD SAR data. *International Conference on Machine Intelligence for GeoAnalytics and Remote Sensing (MIGARS)*. 2024. New Zealand, 8–10 Apr. P. 1–4.
13. Fisette T., Rollin P., Aly Z. AAFC annual crop inventory. *Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*. 2013. P. 270–274.
14. Верхотуров А. Л., Степанов А. С., Илларионова Л. В. Использование радиолокационных данных для мониторинга состояния посевов сельскохозяйственных культур на юге Дальнего Востока России. *Информатика и автоматизация*. 2024. Вып. 23 (4). С. 1221–1245.
15. Gascon F., Bouzinac C., Thépaut O. et al. Copernicus Sentinel-2A Calibration and Products Validation Status. *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9 (6). P. 584.
16. Ya'nan Z., Weiwei Z., Li F. et al. Hierarchical classification for improving parcel-scale crop mapping using time-series Sentinel-1 data. *Journal of Environmental Management*. 2024. Vol. 369. P. 122251.
17. Hamidi M., Homayouni S., Safari A., Hasani H. Deep learning based crop-type mapping using SAR and optical data fusion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2024. Vol. 129. P. 103860.

REFERENCES

1. Yakushev V. P., Zakharyan Yu. G., Blokhina S. Yu. (2022). Current problems and prospects for the use of remote sensing of the Earth in agriculture. *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa [Cosmic Research]*, 19 (1), 287–294 DOI 10.21046/2070-7401-2022-19-1-287–294 [in Russian].
2. d'Andrimont R., Verhegghen A., Lemoine G. et al. (2021). From parcel to continental scale – A first European crop type map based on Sentinel-1 and LUCAS Copernicus in-situ observations. *Remote Sensing of Environment*, 266, 112708. DOI 10.1016/j.rse.2021.112708.
3. Loupian E. A., Bartalev S. A., Tolpin V. A. et al. (2014). VEGA satellite service applications in regional remote monitoring systems. *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa [Cosmic Research]*, 11 (3), 215–232.
4. Loupian E. A., Proshin A. A., Bourtsev M. A. et al. (2021). Vega-Science system: design features, main capabilities and usage experience. *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa [Cosmic Research]*, 18 (6), 9-31 DOI 10.21046/2070-7401-2021-18-6-9-31.
5. Denisov P. V., Troshko K. A., Loupian E. A., Tolpin V. A. (2022). Potential and experience of Vega-PRO information system use for monitoring of agricultural lands. *Vychislitelnye tekhnologii [Computational Technologies]*, 27 (3), 66-83 DOI 10.25743/ICT.2022.27.3.006.
6. Kim Y. J., Van Zyl J. (2009). A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47 (8), 2519–2527.
7. Kumar S. D., Rao S. S., Sharma J. R. (2013). Radar Vegetation Index as an Alternative to NDVI for Monitoring of Soyabean and Cotton. *Indian Cartographer*, 23, 91–96.
8. Chang J. G., Shoshany M., Oh Y. (2018). Polarimetric Radar Vegetation Index for Biomass Estimation in Desert Fringe Ecosystems. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56 (12), 7102–7108 DOI 10.1109/TGRS.2018.2848285.
9. Ratha D., Mandal D., Kumar V. et al. (2019). A Generalized volume scattering model-based vegetation index from polarimetric SAR data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16 (11), 1791–1795 DOI 10.1109/LGRS.2019.2907703.
10. Mandal D., Ratha D., Bhattacharya A. et al. (2020). A Radar Vegetation Index for Crop Monitoring Using Compact Polarimetric SAR Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58 (9), 6321–6335 DOI 10.1109/TGRS.2020.2976661.

11. Mandal D., Kumar V., Ratha D. et al. (2020). Dual polarimetric radar vegetation index for crop growth monitoring using Sentinel-1 SAR data. *Remote Sensing of Environment*, 247, 111954 DOI 10.1016/j.rse.2020.111954.
12. Verma A., Bhattacharya A., Dey S. et al. (2024). Radar surface scattering index from dual-pol Sentinel-1 SLC and GRD SAR data. *International Conference on Machine Intelligence for Geo-Analytics and Remote Sensing (MIGARS) – New Zealand*, 8–10 Apr, 1–4.
13. Fisette T., Rollin P., Aly Z. (2013). AAFC annual crop inventory. *Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*, 270-274.
14. Verkhoturov A., Stepanov A., Illarionova L. (2024). Using SAR data for monitoring of agricultural crops in the south of the Russian Far East. *Informatika i avtomatizatsiya [Informatics and Automation]*, 23 (4), 1221-1245 DOI 10.15622/ia.23.4.11.
15. Gascon F., Bouzinac C., Thépaut O. et al. (2017). Copernicus Sentinel-2A Calibration and Products Validation Status. *Remote Sensing*, 9 (6), 584.
16. Ya'nan Z., Weiwei Z., Li F. et al. (2024). Hierarchical classification for improving parcel-scale crop mapping using time-series Sentinel-1 data. *Journal of Environmental Management*, 369, 122251 DOI 10.1016/j.jenvman.2024.122251.
17. Hamidi M., Homayouni S., Safari A., Hasani H. (2024). Deep learning based crop-type mapping using SAR and optical data fusion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 129, 103860 DOI 10.1016/j.jag.2024.103860.

Об авторах

Андрей Леонидович Верхотуров – старший научный сотрудник лаборатории информационных и вычислительных систем.

Алексей Сергеевич Степанов – доктор фармацевтических наук, ведущий научный сотрудник лаборатории селекции зерновых и колосовых культур.

Author details

Andrey L. Verkhoturov – Senior Researcher, Laboratory of information and computational systems.

Aleksey S. Stepanov – D. Sc., Leading Researcher, Laboratory of breeding cereals and eat crops.

Получено / Received 30.07.2025

Поступила после рецензирования / Revised 19.09.2025

Принята к публикации / Accepted 25.09.2025